Министерство науки и высшего образования РФ

Федеральное государственное бюджетное

образовательное учреждение высшего образования

ВЯТСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

Факультет автоматики и вычислительной техники

Кафедра радиоэлектронных средств

Отчет по лабораторному практикуму №8

**Составление обзора "Современные проблемы (задачи) избранной отрасли наук"**

дисциплина «Методология научных исследований»

|  |  |
| --- | --- |
| Выполнил: студент группы ИВТм-1301 | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/ Савин Д.А. / |
|  |  |
| Проверил: профессор кафедры РЭС | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/ Частиков А.В. / |

Киров 2022

**Цель**: овладеть методикой составления обзора НТИ на заданную тему.

**Задачи**:

1. Подобрать публикации и патенты для обзора в отечественных и зарубежных источниках информации. Использовать для этого НТИ, найденную на занятии 7.
2. Полный текст публикации можно найти по DOI из ieeexplore (баз Scopus или WoS) на ресурсе  [https://sci-hub.tf/](https://sci-hub.im/) или на похожих зеркалах. Выполнить устный перевод отобранных статей и патентов на русский язык. Привести в отчете библиографическое описание и расширенные аннотации зарубежных публикаций и патентов.
3. На основе подобранных публикаций, патентов и составленных аннотаций выполнить аналитический обзор НТИ в соответствии с общепринятыми правилами (название обзора, сведения об авторе, введение, разделы, заключение, список использованных источников информации по ГОСТ Р7.0.5-2008). В первом разделе должна быть классификация рассматриваемых методов (способов, технологий, схем, программного обеспечения и т.п.), которые в дальнейшем анализируются и описываются. В обзоре должны быть рисунки, таблицы, формулы, схемы (при наличии), фотографии (при необходимости).
4. Оформить обзор в электронной форме.
5. В отчете сделать обобщенные развернутые выводы.
6. В выводах по отчету на основании обзора публикаций указать одну-две публикации, наиболее близкие к теме исследований.

В выводах по отчету на основании обзора патентной информации отобрать один-два патента (наиболее близких к теме исследований) в качестве прототипов.

**1 Библиографические описания и расширенные аннотации**

**публикаций и патентов, подобранных для обзора**

Тема научного исследования «Вопросно-ответная система».

* 1. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers). 2019. V. 1. P. 4171-4186. doi: 10.18653/v1/N19-1423.

Расширенная аннотация

Мы представляем новую модель языкового представления под названием BERT, что означает Представления двунаправленного кодировщика от Transformers. В отличие от недавних моделей языкового представления (Peters et al., 2018a; Radford et al., 2018), BERT предназначен для предварительной подготовки глубоких двунаправленных представлений из немаркированный текст путем совместной обработки обоих левый и правый контекст во всех слоях. В результате предварительно обученную модель BERT можно настроить с помощью всего одного дополнительного выходного слоя. создавать современные модели для широкого круга ряд заданий, таких как ответы на вопросы и вывод языка без существенных модификаций архитектуры для конкретных задач. BERT концептуально прост и эмпирически мощный. Он получает новые современные результаты по одиннадцати обработкам естественного языка. задачи, в том числе подтолкнуть счет GLUE к 80,5% (абсолютное улучшение на 7,7%), Точность MultiNLI до 86,7% (4,6% абс. улучшение), вопрос SQuAD v1.1, отвечающий на тест F1 до 93,2 (абсолютное улучшение на 1,5 балла) и тест SQuAD v2.0 F1 до 83,1 (абсолютное улучшение на 5,1 балла).

В этой статье мы улучшаем тонкую настройку на основе подходов, предлагая BERT: Bidirectional Encoder Representations from Transformers.

BERT устраняет ранее упомянутое ограничение однонаправленности, используя цель предварительного обучения «модель маскированного языка» (MLM), вдохновленную задачей Клоуза (Taylor, 1953). Языковая модель в маске случайным образом маскирует некоторые из токены из ввода, и цель состоит в том, чтобы предсказать исходный идентификатор словаря замаскированного слова, основываясь только на его контексте.

* 1. Reimers N., Gurevych I. Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks // EMNLP-IJCNLP 2019 - 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, Proceedings of the Conference. 2019. P. 3982-3992. doi: 10.18653/v1/D19-1410.

Расширенная аннотация

BERT (Devlin et al., 2018) и RoBERTa (Liu et al., 2019) установили новые современные показатели в задачах регрессии пар предложений, таких как семантическое текстовое сходство (STS). Однако для этого требуется, чтобы оба предложения были загружены в сеть, что приводит к огромным вычислительным затратам: поиск наиболее похожей пары в коллекции из 10 000 предложений требует около 50 миллионов вычислений вывода (~ 65 часов) с помощью BERT. Конструкция BERT делает его непригодным для поиска семантического сходства, а также для неконтролируемых задач, таких как кластеризация.

В этой публикации мы представляем Sentence-BERT (SBERT), модификация предварительно обученного сеть BERT, использующая сиамские и триплетные сетевые структуры для получения семантически значимых вложений предложений, которые можно сравнить с использованием косинусного подобия. Это сокращает время поиска наиболее похожей пары с 65 часов для BERT / RoBERTa до примерно 5 секунд для SBERT, сохраняя при этом точность от BERT.

Мы оцениваем SBERT и SRoBERTa в общих задачах STS и задачах обучения передаче, где они превосходят другие современные методы вложения предложений.

* 1. Документация библиотеки Sentence-Transformers // [Электронный ресурс]. URL: <https://sbert.net/> (дата обращения: 05.11.2022)

Расширенная аннотация

SentenceTransformers – это платформа Python для современного встраивания предложений, текста и изображений. Первоначальная работа описана в нашей статье Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks. Вы можете использовать эту платформу для вычисления встраивания предложений/текста для более чем 100 языков. Затем эти вложения можно сравнить, например, с косинусным сходством, чтобы найти предложения с похожим значением. Это может быть полезно для семантического текстового подобия, семантического поиска или анализа парафраз. Фреймворк основан на PyTorch и Transformers и предлагает большую коллекцию предварительно обученных моделей, настроенных для различных задач. Кроме того, легко настроить собственные модели.

**2** **Аналитический обзор**

**Разработка вопросно-ответной системы**

Д.А. Савин

Магистрант кафедры ЭВМ, ВятГУ, Киров, Россия,

[stud160912@vyatsu.ru](mailto:stud160912@vyatsu.ru)

Аннотация

Выявлены и рассмотрены существующие способы и методы реализации вопросно-ответной системы, выполнена классификация семантического поиска (анализа).

Ключевые слова: разработка, семантический анализ, вопросно-ответная система, семантический поиск, Sentence-BERT.

Annotation

The existing methods and methods of implementing the question-answer system are identified and considered, the classification of semantic search (analysis) is performed.

Keywords: development, semantic analysis, question-answer system, semantic search, Sentence-BERT.

**Введение**

Семантический анализ текста – одна из самых сложных задач в таких областях, как искусственный интеллект и компьютерная лингвистика. Результаты семантического анализа текстов могут быть использованы, например, для решения задач диагностики пациентов или прогнозирования результатов выборов в политологии, в реализации вопросно-ответных и поисковых систем.

В наши дни люди все больше времени тратят на анализ текстов, предположительно содержащих интересующие их факты. С целью сократить это время, разрабатываются различные программные системы, призванные упростить задачу нахождения нужной информации в большом объеме текста. Наиболее предпочтительным для многих пользователей видом извлечения требуемой информации из большого объема текстов является диалог конечного пользователя с вопросно-ответной системой, которой можно задать вопрос на естественном языке без каких-либо специальных ограничений, и получить ответ в такой же естественно-языковой форме.

**1 BERT**

В системе есть два этапа: предварительная подготовка и тонкая настройка. Во время предварительного обучения модель обучается на немаркированных данных в рамках различных задач предварительного обучения. Для точной настройки модель BERT сначала инициализируется с предварительно подготовленными параметрами, и все параметры настраиваются с использованием помеченных данных из последующих задач. Каждая последующая задача имеет отдельные точно настроенные модели, даже если они инициализированы с одними и теми же предварительно подготовленными параметрами.

Пример с ответами на вопросы на рисунке 1 послужит в качестве текущего примера для этого раздела.

Отличительной особенностью BERT является его унифицированная архитектура для различных задач. Существует минимальная разница между предварительно обученной архитектурой и окончательной нисходящей архитектурой.

**1.1 Архитектура модели**

Архитектура модели BERT представляет собой многослойный двунаправленный преобразовательный кодер, основанный на оригинальной реализации, описанной в Vaswani et al. (2017) и выпущенной в библиотеке tensor2tensor.

В этой работе мы обозначаем количество слоев (т.е. блоков трансформатора) как L, скрытый размер как H, и количество головок самоконтроля как A.

В первую очередь мы сообщаем о результатах по двум типоразмерам моделей:

BERTBASE (L=12, H=768, A=12, общие параметры =110 М) и BERTLARGE (L=24, H=1024, A=16, общие параметры=340 м). BERTBASE была выбрана для того, чтобы иметь тот же размер модели, что и OpenAI GPT, для целей сравнения. Критически важно, однако, что трансформатор BERT использует двунаправленное самоконтроль, в то время как трансформатор GPT использует ограниченный самоконтроль, где каждый токен может следить только за контекстом слева от него.

**1.2 Представления ввода/вывода**

Чтобы BERT справлялся с различными последующими задачами, наше входное представление способно однозначно представлять как одно предложение, так и пару предложений в одной последовательности токенов.

На протяжении всей этой работы “предложением” может быть произвольный отрезок непрерывного текста, а не фактическое лингвистическое предложение. “Последовательность” относится к последовательности входных токенов для BERT, которая может быть одним предложением или двумя предложениями, упакованными вместе.

Мы используем вложения фрагментов слов (Wu et al., 2016) со словарным запасом в 30 000 токенов. Первый токен каждой последовательности всегда является специальным классификационным токеном ([CLS]). Конечное скрытое состояние, соответствующее этому токену, используется в качестве представления совокупной последовательности для задач классификации. Пары предложений собраны вместе в единую последовательность. Мы различаем предложения двумя способами. Сначала мы разделяем их с помощью специального токена ([SEP]). Во-вторых, мы добавляем изученное вложение к каждому токену, указывающее, принадлежит ли он предложению A или предложению B. Как показано на рисунке 1, мы обозначаем входное вложение как E, конечный скрытый вектор специального токена [CLS] как C ∈ RH, и конечный скрытый вектор для i-го входного токена как Ti ∈ RH.

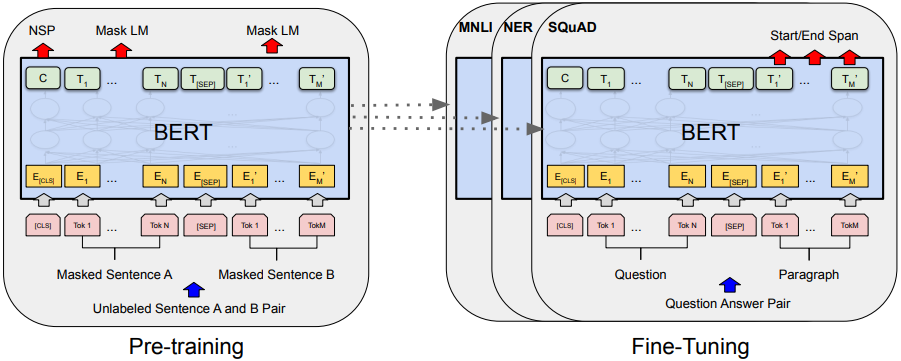


Рисунок 1 - Общие процедуры предварительной подготовки и тонкой настройки для BERT

Для данного токена его входное представление строится путем суммирования соответствующих вложений токена, сегмента и позиции. Визуализацию этой конструкции можно увидеть на рисунке 2.

**1.3 Предварительная подготовка BERT**

В отличие от Петерса и др. (2018a) и Рэдфорда и др. (2018), мы не используем традиционные языковые модели слева направо или справа налево для предварительной подготовки BERT.

Вместо этого мы предварительно обучаем BERT, используя две неконтролируемые задачи, описанные в этом разделе. Этот шаг представлен в левой части рисунка 1.

**Task #1: Masked LM**

Интуитивно разумно полагать, что глубокая двунаправленная модель строго более мощна, чем модель слева направо или неглубокая конкатенация моделей слева направо и справа налево. К сожалению, стандартные модели условного языка могут быть обучены только слева направо или справа налево, поскольку двунаправленное обусловливание позволило бы каждому слову косвенно “видеть себя”, и модель могла бы тривиально предсказать целевое слово в многоуровневом контексте.

Чтобы обучить глубокое двунаправленное представление, мы просто случайным образом маскируем некоторый процент входных токенов, а затем прогнозируем эти замаскированные токены. Мы называем эту процедуру “замаскированным LM” (MLM), хотя его часто называют Задача Клозе в литературе (Тейлор, 1953). В этом случае конечные скрытые векторы, соответствующие маркерам маски, подаются в выходной softmax поверх словаря, как в стандартном LM. Во всех наших экспериментах мы случайным образом маскируем 15% всех лексем Word Piece в каждой последовательности. В отличие от шумоподавляющих автокодеров (Vincent et al., 2008), мы предсказываем только замаскированные слова, а не восстанавливаем весь ввод целиком.

Хотя это позволяет нам получить двунаправленную предварительно обученную модель, недостатком является то, что мы создаем несоответствие между предварительным обучением и точной настройкой, поскольку маркер [MASK] не появляется во время точной настройки. Чтобы смягчить это, мы не всегда заменяем “замаскированные” слова фактическим токеном [MASK]. Генератор обучающих данных случайным образом выбирает 15% позиций токенов для прогнозирования. Если выбран i-й токен, мы заменяем i-й токен на (1) токен [MASK] 80% времени (2) случайный токен 10% времени (3) неизменный i-й токен 10% времени. Затем, Ti будет использоваться для прогнозирования исходного токена с потерей перекрестной энтропии. Мы сравниваем варианты этой процедуры в приложении С.2.

**Task #2: Next Sentence Prediction (NSP)**

Многие важные последующие задачи, такие как ответы на вопросы (QA) и вывод на естественном языке (NLI), основаны на понимании взаимосвязи между двумя предложениями, которая непосредственно не фиксируется языковым моделированием. Чтобы обучить модель, которая понимает взаимосвязи предложений, мы предварительно готовимся к бинаризованной задаче прогнозирования следующего предложения, которая может быть тривиально сгенерирована из любого одноязычного корпуса. В частности, при выборе предложений A и B для каждого примера предварительного обучения в 50% случаев B является фактическим следующим предложением, которое следует за A (помечено как следующее)., и в 50% случаев это случайное предложение из корпуса (помеченное как NotNext). Как мы показываем на рисунке 1, C используется для прогнозирования следующего предложения (NSP). Несмотря на его простоту, в разделе 5.1 мы демонстрируем, что предварительная подготовка к выполнению этой задачи очень полезна как для QA, так и для NLI.

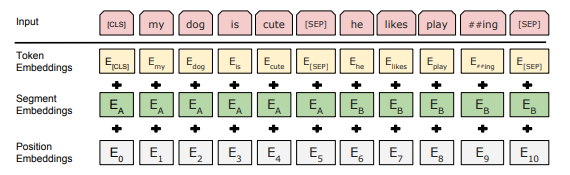


Рисунок 2 - Входное представление BERT

Задача NSP тесно связана с целями репрезентативного обучения, используемыми в Jernite et al. (2017) и Logeswaran и Lee (2018). Однако в предыдущей работе только вложения предложений передаются в последующие задачи, где BERT передает все параметры для инициализации параметров модели конечной задачи.

**1.4 Точная настройка BERT**

Точная настройка проста, поскольку механизм самонаблюдения в Transformer позволяет BERT моделировать множество последующих задач – независимо от того, связаны ли они с одним текстом или парами текстов – путем замены соответствующих входных и выходных данных.

Для приложений, связанных с текстовыми парами, общим шаблоном является независимое кодирование текстовых пар перед применением двунаправленного перекрестного внимания, например, Parikh et al. (2016); Seo et al. (2017). Вместо этого BERT использует механизм самоконтроля, чтобы объединить эти два этапа, поскольку кодирование объединенной текстовой пары с помощью самоконтроля эффективно включает двунаправленное перекрестное внимание между двумя предложениями.

Для каждой задачи мы просто подключаем специфические для задачи входы и выходы в BERT и настраиваем все параметры от начала до конца. На входе предложение A и предложение B из предварительной подготовки аналогичны (1) парам предложений в перефразировании, (2) парам гипотеза-посылка в результате, (3) пары вопрос-отрывок при ответе на вопрос и (4) вырожденная пара текст-∅ при классификации текста или пометке последовательности. На выходе представления токенов подаются в выходной уровень для задач уровня токенов, таких как пометка последовательности или ответ на вопрос, и подается представление [CLS] в выходной слой для классификации, такой как анализ последствий или настроений.

**2. Sentence-BERT**

Sentence-BERT (SBERT) – модификация сети BERT, использующуя сиамские и триплетные сети, которая способна выводить семантически значимые вложения предложений. Это позволяет использовать BERT для определенных новых задач, которые до сих пор были неприменимы для BERT. Эти задачи включают крупномасштабное сравнение семантического сходства, кластеризацию и поиск информации с помощью семантического поиска.

BERT установил новые современные показатели в различных задачах классификации предложений и регрессии пар предложений. BERT использует перекрестный кодер: в сеть transformer передаются два предложения и прогнозируется целевое значение. Однако эта настройка непригодна для различных задач парной регрессии из-за слишком большого количества возможных комбинаций. Поиск в коллекции из предложений пары с наибольшим сходством, требуемым с помощью BERT вычислений вывода. На современном графическом процессоре V100 для этого требуется около 65 часов. Аналогично, поиск того, какой из более чем 40 миллионов существующих вопросов Quora наиболее похож на новый вопрос, может быть смоделирован как парное сравнение с BERT, однако для ответа на один запрос потребуется более 50 часов.

Распространенный метод решения проблемы кластеризации и семантического поиска заключается в отображении каждого предложения в векторное пространство таким образом, чтобы семантически похожие предложения были близки. Исследователи начали вводить отдельные предложения в BERT и получать вложения предложений фиксированного размера. Наиболее часто используемый подход заключается в усреднении выходного уровня BERT (известного как вложения BERT) или с использованием выходных данных первого токена (токен [CLS]). Как мы покажем, эта распространенная практика приводит к довольно плохим вложениям предложений, часто хуже, чем усредненные вложения GloVe (Pennington et al., 2014).

Чтобы решить эту проблему, мы разработали SBERT. Архитектура сиамской сети позволяет получать векторы фиксированного размера для входных предложений. Используя меру подобия, такую как косинусное подобие или Манхэттенское/Эвклидово расстояние, можно найти семантически похожие предложения. Эти измерения сходства могут быть выполнены чрезвычайно эффективно на современном оборудовании, что позволяет использовать SBERT как для поиска семантического сходства, так и для кластеризации. Сложность поиска наиболее похожей пары предложений в коллекции из 10 000 предложений снижается с 65 часов с помощью BERT до вычисления 10 000 вложений предложений (~ 5 секунд с помощью SBERT) и вычисления косинусного подобия (~ 0,01 секунды). Используя оптимизированные структуры индексов, поиск наиболее похожего вопроса Quora может быть сокращен с 50 часов до нескольких миллисекунд (Johnson et al., 2017).

Мы точно настраиваем SBERT на данных NLI, что позволяет создавать вложения предложений, которые значительно превосходят другие современные методы встраивания предложений, такие как InferSent (Conneau et al., 2017) и Universal Sentence Encoder (Cer et al., 2018). В семи задачах на семантическое текстовое сходство (STS) SBERT добивается улучшения на 11,7 балла по сравнению с Intersect и на 5,5 балла по сравнению с Universal Sentence Encoder. В Senseval (Conneaut and Kiela, 2018), инструменте оценки вложений предложений, мы добились улучшения на 2,1 и 2,6 балла соответственно.

SBERT может быть адаптирован к конкретной задаче. Он устанавливает новые современные характеристики для набора данных о сходстве сложных аргументов (Misra et al., 2016) и для набора данных о триплетах для различения предложений из разных разделов статьи в Википедии (Dor et al., 2018).

**2.1 Модель**

SBERT добавляет операцию объединения к выходным данным BERT / RoBERTa для получения вложения предложения фиксированного размера. Мы экспериментируем с тремя стратегиями объединения: используя выходные данные CLS-токена, вычисляя среднее значение всех выходных векторов (стратегия MEAN) и вычисляя максимальное время работы выходных векторов (MAX-strategy). Конфигурация по умолчанию – MEAN.

Чтобы точно настроить BERT / RoBERTa, мы создаем сиамские и триплетные сети (Schroff et al., 2015), чтобы обновить веса таким образом, чтобы полученные вложения предложений были семантически значимыми и их можно было сравнить с косинусным подобием.

Структура сети зависит от доступных обучающих данных. Мы экспериментируем со следующими структурами и целевыми функциями.

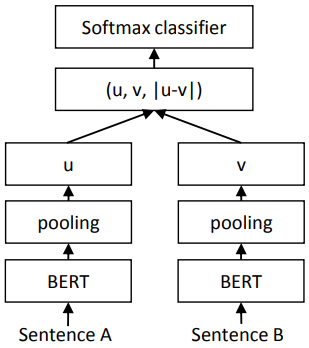


Рисунок 3 – Архитектура SBERT с целевой функцией классификации, например, для тонкой настройки в наборе данных SNLI

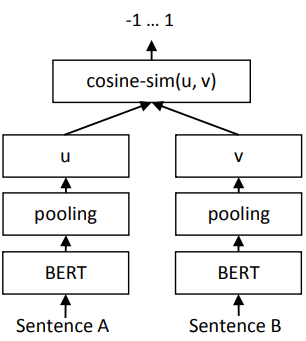


Рисунок 4 – Архитектура SBERT при выводе, например, для вычисления оценок сходства. Эта архитектура также используется с целевой функцией регрессии

**Целевая функция классификации.**

Мы объединяем вложения предложений и с разницей по элементам и умножаем ее на обучаемый вес

,

где – размерность вложений предложений, а – количество меток.

Мы оптимизируем потери перекрестной энтропии. Эта структура изображена на рисунке 3.

**Целевая функция регрессии.**

Вычисляется косинусное сходство между двумя вложениями предложений и (рис. 4). В качестве целевой функции мы используем потерю среднеквадратичной ошибки.

**Триплетная целевая функция.**

Учитывая якорное предложение , положительное предложение и отрицательное предложение , триплетные потери настраивают сеть таким образом, что расстояние между и меньше расстояния между и . Математически мы минимизируем следующую функцию потерь:

с помощью встраивание предложения для , метрики расстояния и поля . Запас гарантирует, что , по крайней мере , ближе к , чем . В качестве метрики мы используем эвклидово расстояние и в наших экспериментах устанавливаем = 1.

**2.2 Семантический поиск**

Семантический поиск направлен на повышение точности поиска за счет понимания содержания поискового запроса. В отличие от традиционных поисковых систем, которые находят документы только на основе лексических совпадений, семантический поиск также может находить синонимы.

Идея семантического поиска состоит в том, чтобы встроить все записи в вашем корпусе, будь то предложения, абзацы или документы, в векторное пространство. Во время поиска запрос встраивается в то же векторное пространство, и находятся ближайшие вложения из вашего корпуса. Эти записи должны иметь высокое семантическое перекрытие с запросом.

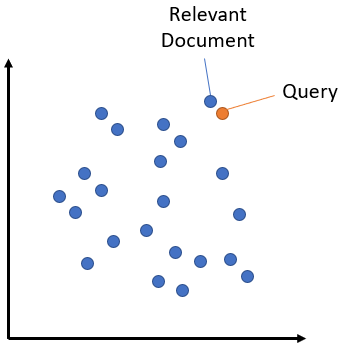


Рисунок 5 — Графическое представления векторного пространства.

Выделяют два метода семантического поиска.

1. Симметричный – при данном методе запрос и записи в корпусе будут иметь примерно одинаковую длину и одинаковый объем содержимого.
2. Асимметричный – метод подразумевает короткий запрос, при котором ответом будут более длинные абзацы, отвечающие на запрос.

Для асимметричного поиска на SBERT.net предлагают использовать изначально обученные модели MS MARCO.

util.semantic\_search:

Вместо самостоятельной реализации семантического поиска вы можете использовать функцию util.semantic\_search .

Эта функция выполняет косинусный поиск сходства между списком вложений запроса и списком вложений корпуса. Его можно использовать для поиска информации / семантического поиска для корпусов до 1 миллиона записей.

Функция принимает следующие параметры:

* query\_embeddings – двумерный тензор с вложениями запроса.
* corpus\_embeddings – двумерный тензор с корпусными вложениями.
* query\_chunk\_size – обрабатывать 100 запросов одновременно. Увеличение этого значения увеличивает скорость, но требует больше памяти.
* corpus\_chunk\_size – сканирует 100 000 записей корпуса за раз. Увеличение этого значения увеличивает скорость, но требует больше памяти.
* top\_k – Получить k лучших совпадающих записей.
* score\_function – функция для подсчета очков. По умолчанию косинусное сходство.

Возвращает список с одной записью для каждого запроса. Каждая запись представляет собой список словарей с ключами corpus\_id и score, отсортированных по убыванию косинусного сходства.

По умолчанию параллельно обрабатывается до 100 запросов. Кроме того, корпус разбивается на наборы до 500 тыс. записей. Вы можете увеличить query\_chunk\_size и corpus\_chunk\_size , что приведет к увеличению скорости для больших корпусов, но также увеличит требования к памяти.

**Заключение**

Установлено, что основными методами разработки вопросно-ответной системы являются:

– BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers);

– Sentence-BERT (SentenceTransformers).

**Список использованных источников информации**

1. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers). 2019. V. 1. P. 4171-4186. doi: 10.18653/v1/N19-1423.

2. Reimers N., Gurevych I. Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks // EMNLP-IJCNLP 2019 - 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, Proceedings of the Conference. 2019. P. 3982-3992. doi: 10.18653/v1/D19-1410.

3. Документация библиотеки Sentence-Transformers // [Электронный ресурс]. URL: <https://sbert.net/> (дата обращения: 05.11.2022).

4. European patent №: EP 3756142 A1, IPC G06N 3/04 (2006.01), G06N 5/04 (2006.01). Question answering from minimal context over documents : Appl. №: EP19708749.7A : 19.02.2019 : Publication: 30.12.2020 / Sewon Min, Victor ZHONG, Caiming Xiong, Richard Socher ; Assignee: SALESFORCE COM INC. – 65 p. – Текст : непосредственный.

5. China patent №: CN 114741493A, IPC G06F16/332 (2006.01), G06F16/35 (2006.01), G10L15/22 (2006.01). Question answering method, question answering system, kitchen appliance and computer readable storage medium : Appl. №: CN202210476125.6A : 29.04.2022 : Publication: 12.07.2022 / QIAN ZHIDA; SUN YUWEN ; Assignee: GUANGDONG MIDEA KITCHEN APPLIANCES MFG CO LTD; MIDEA GROUP CO LTD. – 20 p. – Текст : непосредственный.

**Выводы по отчету**

1. Выполнено описание используемых в обзоре источников информации и составлены расширенные аннотации:

– отечественных монографий: 0;

– зарубежных монографий: 0;

– отечественных статей: 0;

– зарубежных статей: 0;

– отечественных диссертаций: 0;

– зарубежных диссертаций: 0;

– депонированных рукописей: 0;

– отечественных публикаций в материалах НТК: 0;

– зарубежных публикаций в материалах НТК: 2;

– отчетов о НИР: 0;

–патентов РФ: 0;

– зарубежных патентов (Europe, China): 2.

2. Выполнен аналитический обзор научно-технической информации по теме исследований “Вопросно-ответная система”:

– объем: 8 страниц;

– разделов: 8;

– рисунков: 5;

– графиков: 0;

– таблиц: 0;

– формул: 2;

– количество источников информации: 3.

3. Наиболее близкими статьями (трудами, публикациями, тезисами и т.п.) к теме проводимых исследований “Вопросно-ответная система” являются:

3.1 Reimers N., Gurevych I. Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks // EMNLP-IJCNLP 2019 - 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, Proceedings of the Conference. 2019. P. 3982-3992. doi: 10.18653/v1/D19-1410.

3.2 Документация библиотеки Sentence-Transformers // [Электронный ресурс]. URL: <https://sbert.net/> (дата обращения: 05.11.2022).

4. Наиболее близкими патентами к теме проводимых исследований “Вопросно-ответная ситема” являются:

4.1 European patent №: EP 3756142 A1, IPC G06N 3/04 (2006.01), G06N 5/04 (2006.01). Question answering from minimal context over documents : Appl. №: EP19708749.7A : 19.02.2019 : Publication: 30.12.2020 / Sewon Min, Victor ZHONG, Caiming Xiong, Richard Socher ; Assignee: SALESFORCE COM INC. – 65 p. – Текст : непосредственный.

4.2 China patent №: CN 114741493A, IPC G06F16/332 (2006.01), G06F16/35 (2006.01), G10L15/22 (2006.01). Question answering method, question answering system, kitchen appliance and computer readable storage medium : Appl. №: CN202210476125.6A : 29.04.2022 : Publication: 12.07.2022 / QIAN ZHIDA; SUN YUWEN ; Assignee: GUANGDONG MIDEA KITCHEN APPLIANCES MFG CO LTD; MIDEA GROUP CO LTD. – 20 p. – Текст : непосредственный.